论文

基于 PCNN 捕获-抑制机制的图像分类器设计

于文勇, 康晓东*, 洪睿

天津医科大学医学影像学院, 天津 300070

* E-mail: kxd2004@126.com

收稿日期: 2015-10-26; 接受日期: 2015-12-07; 网络出版日期: 2016-01-08

摘要 针对医学图像识别的重要性, 本文提出了一种结合彩色图像特征场和基于脉冲耦合神经网络捕获-抑制机制的图像分类器设计方法. 首先, 构造符合人类视觉的彩色图像特征场; 然后, 利用脉冲耦合神经网络设计分类器实现对图像的识别. 最后, 应用于 JAFFE 人脸表情数据库和中医舌象的分类识别中, 并与 ADABOOST 方法和 SVM 方法进行比较. 实验结果表明, 本文方法可以获得更好的医学图像识别效果.

关键词 脉冲耦合神经网络, 捕获, 抑制, 特征场, 图像识别

1 引言

随着计算机视觉及医疗成像设备的不断发展, 医学图像包含的信息也更加丰富, 如何将这些医学图像进行有效的分类, 越来越受到人们的重视. 舌诊是中医的重要诊断方法之一, 然而, 在传统中医舌诊诊断疾病的过程中, 医生的个人经验起着关键性的作用, 如何实现舌诊的客观化, 已成为舌诊研究的主要方向之一.

脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)是 Eckhorn 等人^[1]于 20 世纪 90 年代根据猫的视觉皮层中同步脉冲发放现象提出的一个简化模型, 目前已被广泛应用于图像融合、特征提取、图像分割等图像处理领域^[2~4]. 然而, PCNN 在图像分类识别的研究中多数用于特征提取, 然后再结合其他分类器, 实现对图像的分类识别, 而很少有将 PCNN 直接用

作分类器的^[5]. 2006 年, 文献[6]提出了利用 PCNN 的神经元点火捕获特性, 并引入神经元之间的侧抑制机制的分类器设计方法, 应用于 Iris 数据识别和微波暗室目标识别中, 通过实验验证了该方法的可行性和有效性.

由于图像本身数据量大, 且医学图像个体差异大, 若将文献[6]的方法直接用于图像的分类识别, 会导致计算量特别大, 且在一定程度上会影响到分类精度. 为此, 本文提出了一种结合彩色图像特征数据场和基于脉冲耦合神经网络神经元捕获-抑制机制的图像识别方法, 并将其应用于 JAFFE 人脸表情数据库及中医舌象的多类模式的识别中. 首先提取符合人类视觉特征的彩色权值直方图. 图像彩色特征是图像最直观的视觉特征, 然而传统的彩色图像直方图, 只考虑了彩色像素的统计特性, 而且忽略了其空间分布信息. 为此, 王向阳等人^[7]提出了一种基于

引用格式: 于文勇, 康晓东, 洪睿. 基于 PCNN 捕获-抑制机制的图像分类器设计. 中国科学: 技术科学, 2016, 46: 243-247

Yu W Y, Kang X D, Hong R. Classifier design based on the mechanism of capture-suppress of PCNN (in Chinese). Sci Sin Tech, 2016, 46: 243-247, doi: 10.1360/N092015-00301

视觉权值分块的彩色直方图处理方法, 以增强直方图反映彩色空间分布的能力, 避免了内容完全不同的图像也可能有近似的彩色直方图的缺点. 此外, 图像的纹理特征是反映图像特征的另一个方面, 同时结合两类特征的方法构造图像特征数据场, 已经被证明更稳定和高效^[8,9]. 然后, 利用脉冲耦合神经网络的捕获-抑制机制设计的分类器实现对图像的识别, 通过对比实验, 证明了该方法有着较高的识别率.

2 图像特征场

2.1 彩色权值直方图及其分布

2.1.1 彩色权值直方图

对图像 $I(x_M, y_N)$, 其传统的彩色直方图可描述为

$$H = (h[1], h[2], \dots, h[i], \dots, h[j]), \quad (1)$$

式中, $\sum_{i=1}^j h[i] = 1$, $0 \leq h[i] \leq 1$, $h[i]$ 是彩色为 c_i 的频率, 且有

$$h[i] = \frac{\sum_{x=1}^{x_M} \sum_{y=1}^{y_N} f(x, y, i)}{x_M y_N}, \quad (2)$$

$$f(x, y, i) = \begin{cases} 1, & Q(T \times I[x, y]) = i, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (3)$$

式中, Q 为图像的 HSV 量化过程, T 为 RGB 到 HSV 的转化.

在图像中, 像素点因其所处的位置不同, 对图像内容理解所起的作用也不同. 而彩色对比度可以通过计算该像素与其多个尺度邻域的彩色差异和来得到^[7]. 当其以 $S(x, y)$ 表示时有

$$\begin{cases} S(x, y) = \frac{1}{3} \left[D_{\frac{w}{2}}(x, y) + D_{\frac{w}{4}}(x, y) + D_{\frac{w}{8}}(x, y) \right], \\ D_t(x, y) = d[c(x, y), m_t(x, y)] \\ = \sqrt{(L - L_m)^2 + (a - a_m)^2 + (b - b_m)^2}, \end{cases} \quad (4)$$

式中, $D_t(x, y)$ 表示 (x, y) 与其 $t \times t$ 邻域内各像素值的欧氏距离, $c(x, y)$ 表示 (x, y) 的像素值 $[L, a, b]^T$, $m_t(x, y)$ 为 (x, y) 的 $t \times t$ 邻域内像素值的平均 $[L_m, a_m, b_m]^T$, $t = \left\{ \frac{w}{2}, \frac{w}{4}, \frac{w}{8} \right\}$, $w = \min(M, N)$. 当图像噪声较大时, $c(x, y)$

也可设定为像素 (x, y) 的一个比较小的邻域, 此时 $D_t(x, y)$ 为

$$\begin{aligned} D_t(x, y) &= d[\bar{c}(x, y), m_t(x, y)] \\ &= \sqrt{(\bar{L} - L_m)^2 + (\bar{a} - a_m)^2 + (\bar{b} - b_m)^2}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $\bar{c}(x, y)$ 为 (x, y) 邻域内像素值的平均 $[\bar{L}, \bar{a}, \bar{b}]$.

将由(4)式得到的彩色对比度 $S(x, y)$ 归一化, 记为 $\tilde{S}(x, y)$, 再以 $\tilde{S}(x, y)$ 对每个像素进行加权以构造出可有效表达视觉特征的加权彩色直方图. 即

$$h'[i] = \frac{\sum_{x=1}^{x_M} \sum_{y=1}^{y_N} \tilde{S}(x, y) f(x, y, i)}{\sum_{i=1}^n \sum_{x=1}^{x_M} \sum_{y=1}^{y_N} \tilde{S}(x, y) f(x, y, i)}, \quad (6)$$

式中, $h'[i]$ 可以保证对比度 $\tilde{S}(x, y)$ 大的像素点在彩色直方图中可有更多的贡献, 而不重要的像素点在直方图中有很少的贡献.

2.1.2 同种彩色像素空间离散度

一般而言, 即使完全不同的两幅图像, 其彩色的像素点在统计结果上可能一样的, 但其所反映的各自的图像信息是不一样的, 为此需要进一步以同种彩色像素点空间离散度来描述像素的空间分布情况.

若 A_k 为图像 HSV 彩色空间量化后, 彩色值为 c_k 的像素点集合, n 为图像彩色量化的数目. 令图像中彩色量化值等于 c_k 的像素取值为 1, 其余像素值等于 0, 则取值为 1 的所有像素在平面上会形成一个点集, 则该点集的离散程度就反映了图像中量化值为 c_k 的像素的空间分布情况^[10]. 设 (x_i, y_i) 为该点集的质心, n_k 为点集中像素的个数, $n_k = \max(i, j)$. 则 x_i 和 y_i 可表示为

$$\begin{cases} x_i = \frac{1}{n_k} \sum_{(x, y) \in A_k} x, \\ y_j = \frac{1}{n_k} \sum_{(x, y) \in A_k} y. \end{cases} \quad (7)$$

则 A_k 的分布情况可以用像素点的空间离散度 $\rho(k)$ 来描述, 即

$$\rho(k) = \frac{1}{n_k} \sum_{k=1}^{n_k} \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_j)^2}, \quad (8)$$

式中, (x_k, y_k) 为集合 A_k 中各像素的坐标. $\rho(k)$ 越大, 说明 A_k 空间分布越分散, 否则分布越集中.

2.2 图像小波纹理特征描述

对彩色图像 $I(x_M, y_N)$, 图像的纹理特征取自其 HSV 彩色空间的 I_c 分量 ($c \in \{H, S, V\}$), 经小波变换分解后得到系列子带图像 $W'_{MN}(x, y)$. 子带图像 $W'_{MN}(x, y)$ 表示不同方向和不同尺度的纹理信息^[8,11]. 现把子带图像划分为 $(k+1) \times (k+1)$ 的子块, 即

$$B_{MN}^k(p) = \frac{1}{|B_p^k|} \frac{\sum \left[\max_{(x,y) \in B_p^k} W_{MN}(x, y) - W_{MN}(x, y) \right]}{\max [W_{m,LL}(x, y)]}, \quad (9)$$

式中, $B_{MN}^k(p)$ 为图像位置 p 处子块 B_{MN}^k 的 HSV 离散度, $|B_p^k|$ 为块的大小.

由(9)式可知, 以小波分解的子带图像子块, 其 HSV 离散度多尺度特征向量应为

$$f_T = \{m(B_{MN}^k), u(B_{MN}^k) | M = 1, 2, \dots, Z, N = \{LL, LH, HL, HH\}\}, \quad (10)$$

式中, $M=0, 1, \dots, Z$ 为分解的尺度. $N \in \{LL, LH, HL, HH\}$ 表示方向, $m(B_{MN}^k)$ 和 $u(B_{MN}^k)$ 分别为小波子带图像子块 $B_{MN}^k(p)$ 的均值和方差.

将上述特征均归一化, 就构成了描述彩色图像信息的特征场矩阵 $D(d_1, d_2, d_3, \dots, d_V)$, V 是特征维数目, 这些特征矩阵就是对图像特征的高维描述.

3 脉冲耦合神经网络分类器设计

3.1 基本思想

PCNN 用于图像处理时, 一般情况下, 神经元数目与图像大小相同. PCNN 的基本特性是邻域神经元的点火捕获特性, 即具有将位置邻近和亮度相似的像素发放同步脉冲的特点.

本文通过结合彩色图像特征场, 并利用 PCNN 神经元特性, 以同类样本捕获点火, 异类样本抑制点火为依据, 设计网络参数, 最终实现同类样本对应神经元总是较异类样本对应神经元先点火, 从而实现对本样本的有效分类^[6,12].

3.2 单个脉冲耦合神经网络内部运行行为

设共有 K 个网络, 第 $k(k=1, 2, 3, \dots, K)$ 个网络的初始化及其内部运行行为描述为

$$F_{ik} = x_{ki}, \quad (11)$$

$$L_{ik}[n] = V_{Lk} \sum_{i \neq j} W_{ijk} Y_{jk}[n-1], \quad (12)$$

$$U_{ik}[n] = F_{ik} \{1 + \beta L_{ik}[n]\}, \quad (13)$$

$$Y_{ij} = \begin{cases} 1, & U_{ik}[n] \geq \theta_{ik}[n], \\ 0, & \text{others}, \end{cases} \quad (14)$$

$$\theta_{ik}[n] = \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ik}[n-1] + V_\theta Y_{ik}[n], \quad (15)$$

其中, x_{ki} 表示第 k 类中第 i 个样本 X_{ki} 的外部刺激, 即像素的灰度值. 为使其基本描述在 X_{ki} 的分布密度, 即与其距离越近/越远的 C_k 上的样本对其的贡献越大/越小, $d_{ki,kj}$ 表示 X_{ki} 与 X_{kj} 之间的欧式距离, 则可取

$$x_{ki} = \sum_{i \neq j} \frac{1}{d_{ki,kj}^2}. \quad (16)$$

链接权 w_{ij} 是由样本的空域特性造成的, 即距离越近/越远, 贡献就越大/越小, 故取

$$w'_{ij} = 1 / d_{ij}^2. \quad (17)$$

3.2 并行网络之间的抑制机制

在 PCNN 分类器的设计中, 参数 β 起着调节神经元之间捕获及抑制强度的作用^[6]. 在两类 $C_k(k=1, 2)$ 的模式识别中, 为了保证 C_1 中所有样本都点火时, 且 C_2 中的样本中最亮的样本仍未点火, 设计 β 为

$$x_{2,\max}(1 + \beta L_{1,2,\max}) < x_{1,\min}(1 + \beta L_{1,1,\min}), \quad (18)$$

其中, $L_{1,2,k}$ 为 C_1 中的所有样本都点火所引起的对样本 $X_{2,k}$ 的链接, $x_{1,\min}$ 和 $L_{1,1,\min}$ 分别表示 C_1 中的最暗样本 $X_{1,\min}$ 的灰度值以及 C_1 中的所有样本都点火所引起的对样本 $X_{1,\min}$ 的链接^[6]. 因此有

$$x_{2,\max} \left(1 + \beta \sum_{j \in C_1} w_{j,2,\max} \right) < x_{1,\min} \left(1 + \beta \sum_{\substack{j \in C_1 \\ j \neq 1,\min}} w_{j,1,\min} \right). \quad (19)$$

即当 β 满足(19)式, 即可保证 C_1 中的所有样本总是比 C_1 中的所有样本先点火, 即在某个时刻, C_1 的内部活动项大于 C_2 的内部活动项. 由上述可见, 对于两类模式的分类问题, 其基本步骤可描述为: 对于测试样本 X_i , 利用(16)式获得假设 X_i 属于 C_1 的 x_{1i} 和假设 X_i 属于 C_2 的 x_{2i} , 依据分类器训练过程中得到的 β , 得到其所对应的分别属于 C_1 和 C_2 的神经元的内部行为, 分别为

$$U_{1i} = x_{1i} \left(1 + \beta \sum_{j \in C_1} w_{j,1i} \right), \quad (20)$$

$$U_{2i} = x_{2i} \left(1 + \beta \sum_{j \in C_1} w_{j,2i} \right). \quad (21)$$

若有 $U_{1i} > U_{2i}$, 则 X_i 属于 C_1 , 否则, 属于 C_2 .

4 多类模式的分类识别

基于 PCNN 捕获-抑制机制的分类器设计方法可以直接推广到多类模式的分类识别中. 假设网络 $k(k=1, 2, 3, \dots, K)$ 内部神经元对其他网络 $1, 2, 3, k-1, k+1, \dots, K$ 均有抑制作用, 在抑制作用下, 动态调整参数 β 的大小, 直到网络 k 内部灰度值最小的神经元的内部行为, 比其他网络被抑制后所有神经元的内部行为都大, 训练得到合适的 β_k , 使得并行网络之间的侧抑制达到稳态. 网络 k 对网络 l 的侧抑制行为可描述为^[12]

$$w_{ijkl} = 1 / (D(ki, lj) \times D(ki, lj))^2, \quad (22)$$

$$F_{ik} = x_{ki}, \quad (23)$$

$$L_{ik}[n] = V_{Lk} \sum_{i \neq j} W_{ijkl} Y_{jl}[n-1], \quad (24)$$

$$U_{ik}[n] = F_{ik} \{1 + \beta_{kl} L_{ikl}[n]\}, \quad (25)$$

$$\beta_k = \begin{cases} \beta, & \text{if } U_{\min, k} \geq U_{\max, l}, \\ C \times \beta, & \text{else,} \end{cases} \quad (26)$$

$$\beta_k = \max(\beta_{12}, \beta_{13}, \dots, \beta_{N(N-1)}). \quad (27)$$

对于未知类别的样本, 将其连接到每一个网络, 每个神经网络都对它竞争捕获, 若某个网络内部活动项 U 最大, 则该神经元就属于该网络所对应的类.

由此, 基于 PCNN 捕获-抑制机制的图像分类实现的步骤可描述为:

(1) 对于测试样本 X_l , 首先提取其数据特征场; 然后, 假设 X_l 属于第 k 类($k=1, 2, 3, \dots, K$), 通过(16)式计算 X_l 在第 k 类样本上所对应神经元的外部刺激 x_{ki} ;

(2) 通过(17)式计算得到链接权 w_{ij} ;

(3) 根据训练好的 β , 计算神经元的内部行为 U_{ki} ;

(4) 比较 U_{ki} , $k=1, 2, 3, \dots, K$, U_{ki} 最大的 k 即为 X_l 所属的类别.

5 应用与结果分析

为验证此法的可行性, 分别对 JAFFE 人脸表情数据库和中医舌象图像进行测试, 实验环境为 Dell E520, Windows XP, Matlab 7.4 平台. 表 1~3 是算法的实验结果.

在用本文方法做人脸表情识别实验时, 每次取个体的 3 幅作为测试样本, 剩余的作为训练样本. 分

表 1 人脸表情识别率

	AdaBoost	SVM	本法
生气	89.2	90.2	93.3
开心	90.3	91.3	91.7
恐惧	87.2	88.7	90.6
伤心	90.7	91.2	92.2
惊讶	90.1	90.9	93.9
厌恶	88.8	89.5	90.5
识别率	89.4	90.3	92.0

表 2 人脸表情识别时间(s)

	AdaBoost	SVM	本法
生气	50.4	70.2	77.3
开心	50.1	71.3	77.6
恐惧	50.2	70.3	77.1
伤心	50.7	70.7	77.4
惊讶	50.0	71.1	76.9
厌恶	50.7	71.5	77.7
时间	50.4	70.7	77.3

表 3 舌象辨识率

	识别率	识别时间(s)
齿痕	86.9	78.6
胖瘦	84.1	79.1
瘀斑	83.6	78.7
老嫩	82.9	79.3
裂纹	83.3	78.9
点刺	81.3	79.2

别取平均值为识别率和识别时间, 并将本文方法分别与 ADABOOST 方法和 SVM 方法^[13]进行比较.

通过表 1 和 2 可以看出, 在对 JAFFE 数据库样本识别时, 本文方法对测试样本的识别率略高于 ADABOOST 和 SVM 法. 另外, 需要指出的是, 本文方法对训练样本的识别率为 100%. 但是, 受到 PCNN 并行网络计算量大的影响, 本文方法需要的时间略长于 ADABOOST 和 SVM 法.

本文以与北京京慧溢科技有限公司及天津中医药大学合作的方式, 对舌苔齿痕、瘀斑、胖瘦、裂纹、老嫩和点刺的舌象辨识进行了测试验证, 实验结果如表 3 所示.

在中医临床诊断过程中, 医生个人经验等主观原因对诊断结果影响较大, 因此会影响到样本的规范性, 进而影响到识别结果. 但是, 由表 3 可以看出,

本文方法有着不错的识别率及可以接受的识别时间, 因而具有一定的临床诊断价值.

6 结论

本文针对医学图像识别的重要性, 提出了一种

结合彩色图像特征场和基于 PCNN 捕获-抑制机制的图像识别方法. 首先, 提取图像彩色特征和图像纹理特征, 构造图像特征数据场; 然后, 通过利用 PCNN 捕获-抑制机制设计分类器实现对图像的分类识别. 最后, 通过实验证明了本文提出的方法有着较好的图像识别效果.

参考文献

- 1 Eckhorn R, Reitboeck H J, Arndt M, et al. Feature linking via synchronization among distributed assemblies: Simulations of results from cat visual cortex. *Neural Comput*, 1990, 2: 293–307
- 2 Chen Y, Park S K, Ma Y, et al. A new automatic parameter setting method of a simplified PCNN for image segmentation. *IEEE T Neural Network*, 2011, 22: 880–892
- 3 薛寺中, 周爱平, 梁久祯. 基于小波变换的自适应脉冲耦合神经网络图像融合. *计算机应用*, 2010, 30: 3225–3228
- 4 王晖, 杨光. 改进的脉冲耦合神经网络人脸特征提取方法. *计算机工程与应用*, 2013, 49: 213–216
- 5 聂仁灿, 姚绍文, 周冬明. 基于简化脉冲耦合神经网络的人脸识别. *计算机科学*, 2014, 41: 297–301
- 6 张军英, 梁军利, 保铮. 强混叠模式下基于神经元捕获/抑制原理的分类器设计. *电子学报*, 2006, 34: 2154–2160
- 7 王向阳, 杨红颖, 郑宏亮, 等. 基于视觉权值的分块颜色直方图像检索算法. *自动化学报*, 2010, 10: 1489–1492
- 8 康晓东, 王昊, 郭军, 等. 无监督深度学习彩色图像识别方法. *计算机应用*, 2015, 35: 2636–2639
- 9 赵海英, 徐光美, 彭宏. 纹理粗糙度量算法的性能比较. *计算机科学*, 2011, 38: 288–239
- 10 Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Salient Region Detection and Segmentation. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 5008, springer lecture notes in computer science: 66–75
- 11 马莉, 范影乐. 纹理图像分析. 北京: 科学出版社, 2009
- 12 梁军利. 脉冲耦合神经网络在模式识别中的应用. 硕士学位论文. 西安: 西安电子科技大学, 2004
- 13 于文勇, 康晓东, 葛文杰, 等. 基于模糊核聚类的图像 SVM 分类辨识. *计算机科学*, 2015, 42: 307–310

Classifier design based on the mechanism of capture-suppress of PCNN

YU WenYong, KANG XiaoDong & HONG Rui

School of Medical Imaging, Tianjin Medical University, Tianjin 300070, China

To the significance of medical image recognition, a method of image classification and recognition capturing and suppress mechanism is proposed, which is combining with the feature data field of color image. Firstly, the color image feature field according to human vision is constructed, then, the recognition of the image is realized by using the pulse coupled neural network. Finally, it is applied to classification and recognition of JAFFE facial expression database and traditional Chinese medicine of tongue, and compared with ADABOOST method and SVM method. Experiment shows that this method can obtain better medical image recognition results.

pulse coupled neural network (PCNN), capture, suppress, data field, image recognition

doi: 10.1360/N092015-00301